3T

УДК 658.3:004[827+021]

К.В. Темник
Донецкий национальный технический университет, Украина
Украина, 83050, г. Донецк, пр. Богдана Хмельницкого, 84

Модель интеллектуального агента для анализа опыта удалённых сотрудников

K.V. Temnyk
Donetsk National Technical University, Ukraine
Ukraine, 83050, c. Donetsk, Bogdana Khmelnitskogo av.

Intellectual Agent Model for The Remote Employees Experience Analysis

К.В. Темник
Донецький національний технічний університет, Україна
Україна, 83050, м. Донецьк, пр. Богдана Хмельницького, 84

Модель інтелектуального агента для аналізу досвіду віддалених співробітників

В статье рассматривается модель интеллектуального агента для анализа опыта исполнителей в условиях удалённого сотрудничества с использованием нечёткой классификации. На основе экспертных оценок формализованы нечёткие переменные и разработан алгоритм классификации. Разработаны структура и состав базы знаний соответствующего интеллектуального агента.
Ключевые слова: интеллектуальный агент, удалённое сотрудничество, нечёткая классификация.

The intellectual agent model for the performers experience analysis in the remote employment conditions with usage of fuzzy classification is considered in this article. On the basis of expert estimates fuzzy variables are formalized and the classification algorithm is developed. The structure and composition of the corresponding intellectual agent knowledge base are developed.
Key words: intellectual agent, remote employment, fuzzy classification.

В статті розглянуто модель інтелектуального агента для аналізу досвіду виконавців в умовах віддаленого співробітництва з використанням нечіткої класифікації. На основі експертних оцінок формалізовано нечіткі змінні і розроблено алгоритм класифікації. Розроблено структуру та склад бази знань відповідного інтелектуального агента.
Ключові слова: інтелектуальний агент, віддалене співробітництво, нечітка класифікація.

Введение

Для решения актуальной задачи повышения эффективности управления персоналом в условиях удалённого сотрудничества в работе [1] предложена интеллектуальная многоагентная система управления, а также показано, что для автоматизации процесса принятия решений менеджментом на этапах согласования работ актуальной задачей является разработка модели интеллектуального агента-менеджера для оценки опыта удалённых исполнителей. Практически, задача оценки рабочего опыта исполнителя сводится к отнесению его к одной из определённых менеджером субъективных категорий, т.е. к классификации. Поскольку невозможно однозначно определить степень

влияния отдельных параметров рабочего взаимодействия на рассматриваемую оценку, то такая классификация выполняется в условиях неопределённости. Указанный фактор обуславливает необходимость поиска средств решения поставленной задачи в области искусственного интеллекта.

В силу описанных особенностей наиболее соответствующей данному случаю областью искусственного интеллекта является нечёткая логика. Возможность формального представления размытых и неточных данных, а также их математической обработки поспособствовали тому, что на данный момент нечёткая логика по праву считается одним из основных средств моделирования интеллектуальной деятельности человека и является одним из передовых направлений исследований в области искусственного интеллекта [2-4].

Данная работа посвящена реализации модели интеллектуального агента-менеджера интеллектуальной многоагентной системы управления персоналом в условиях удалённого сотрудничества для анализа опыта удалённых исполнителей с использованием нечёткой классификации.

Результаты исследования

На рис. 1 показана структура модели интеллектуального агента, входящего в состав интеллектуальной многоагентной системы управления персоналом в условиях удалённого сотрудничества.

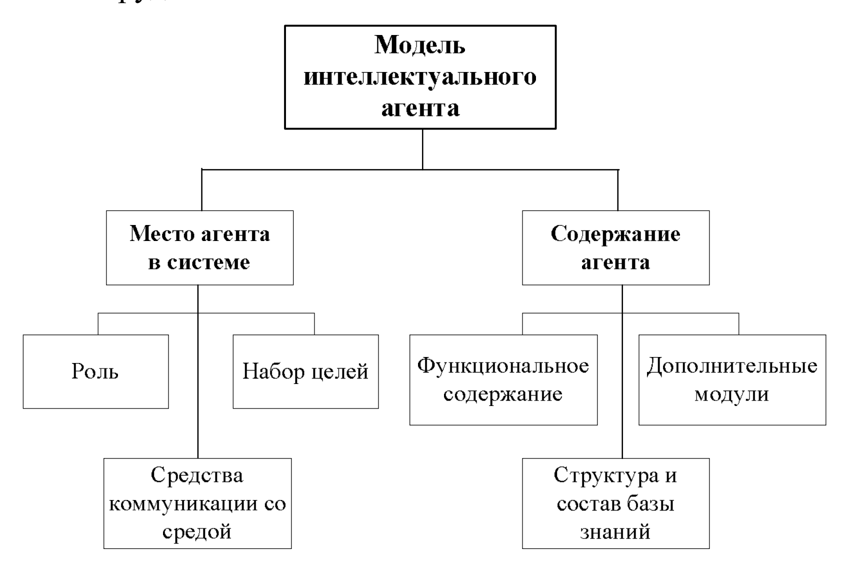


Рисунок 1 – Структура модели интеллектуального агента, входящего в состав интеллектуальной многоагентной системы управления персоналом в условиях удалённого сотрудничества

Как видно на рис. 1, основу структуры интеллектуального агента составляют такие компоненты, как место агента в системе, в состав которой он входит, а также его содержание.

В рамках модели интеллектуального агента-менеджера в данной работе рассмотрено его функциональное содержание, а также разработана структура, состав и способы персонализации его базы знаний. Относительно функционального содержание агента проведена формализация нечетких переменных оценки опытности удалённых сотрудников, разработаны подходы к заданию области определения функций принадлежности термов, определен алгоритм нечеткой классификации.

Отметим, что компоненты модели, определяющие место интеллектуального агента-менеджера в системе управления персоналом в условиях удалённого сотрудничества описаны отдельно в работе [1]. Вопрос необходимости включения в состав данного агента дополнительных модулей является предметом обособленного исследования.

Формализация нечётких переменных выполнена по аналогии с работой [5]. Выделенные на основании экспертных оценок классы опытности исполнителей описываются следующим множеством: E={«Неопытный», «Малоопытный», «Достаточно опытный», «Опытный», «Мастер»}. Принимая элементы множества как названия нечётких переменных, их формально можно представить в следующем виде:

$$E = \{e_1, e_2, e_3, e_4, e_5\}.$$

Нечёткие переменные: (1)

$$< e_i, X_E, A_E^i >; \text{ Где } A_E^i = \{x, \mu_E^i(x)\}; x \in X_E, X_E = [0; x_E^{\max}].$$

На основе определений (1) введена лингвистическая переменная:

$$<\text{"Опытность_исполнителя"}, E, X_E >. \quad (2)$$

Набор функций принадлежности нечётких переменных (1) представляется в виде, показанном на рисунке 2.

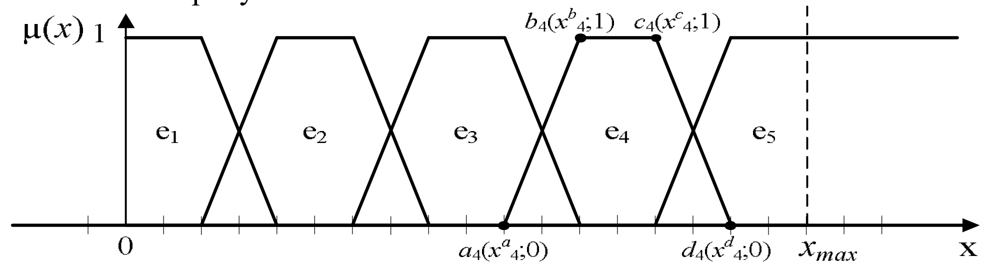


Рисунок 2 – Функции принадлежности нечётких переменных лингвистической переменной «Опытность_исполнителя»

Основная особенность данного представления заключается в том, что за пределами x_{max} функция принадлежности нечёткой переменной e_5 продолжает существовать. Другими словами, базовые параметры рабочих данных некоторого исполнителя теоретически могут дать такую совокупную оценку, которая будет превышать условно заданный порог опытности. Такой исполнитель относится к классу «Мастер», что обуславливает наличие отдельной функции принадлежности для этого терма.

Таким образом, функции принадлежности нечётких переменных имеют следующий обобщенный вид:

$$\mu^i(x) = \begin{cases} 0, \text{ если } x_i^d < x < x_i^a; \\ 1, \text{ если } x_i^b \le x \le x_i^c; \\ \dfrac{x - x_i^a}{x_i^b - x_i^a}, \text{ если } x_i^a \le x < x_i^b;, i = \overline{1,4}; \\ \dfrac{x_i^c - x}{x_i^d - x_i^c}, \text{ если } x_i^c < x \le x_i^d. \end{cases}$$

(3)

$$\mu^5(x) = \begin{cases} 0, \text{ если } x < x_5^a; \\ 1, \text{ если } x_5^b \le x \le x_5^c; \\ \dfrac{x - x_5^a}{x_5^b - x_5^a}, \text{ если } x_5^a \le x < x_5^b; \\ 1, \text{ если } x > x_5^c. \end{cases}$$

Необходимо отметить, что хотя использование трапециевидных функций принадлежности в данном случае является выбором по умолчанию, в качестве предмета отдельного исследования предполагается поиск наиболее оптимального их вида.

Для обеспечения высокой эффективности работы алгоритма классификации наиболее важной задачей является выбор области определения функций принадлежности термов и способа задания значений их аргумента.

Из всех данных, которые могут быть учтены и накоплены системой управления персоналом в процессе своего функционирования, наиболее подходящими для оценки опыта отдельно взятого исполнителя являются:

– t – общее время, затраченное им на выполнение работ; оценивается как количество выбранных в системе атомарных (минимальных) временных интервалов (дней, недель и т.д.);

– c – общее количество выполненных (полностью завершённых) им работ;

– v – общий объем выполненных данным исполнителем работ; оценивается как количество выбранных в системе атомарных единиц объёма по совокупности всех выполненных работ.

На практике каждый из рассмотренных выше критериев имеет собственную степень ценности (одни критерии более значимы, чем другие). Баланс степени значимости между ними разный в каждом отдельно взятом случае и может зависеть от личных предпочтений менеджера, рабочей специфики, общей продолжительности существования организации, и т.д.

Для учёта данного фактора в расчёте используется система значимостей, которая состоит из трёх коэффициентов, показанных ниже.

1. $k_t \in [0;1]$ – коэффициент значимости временного показателя;
2. $k_c \in [0;1]$ – коэффициент значимости показателя количества работ;
3. $k_v \in [0;1]$ – коэффициент значимости показателя объёма работ.

При этом должно соблюдаться следующее правило:

$$k_t + k_c + k_v = 1. \qquad (5)$$

Указанное правило позволяет соблюдать строгий и однозначный баланс между показателями, к которым привязаны коэффициенты.

Также при расчёте рейтингового показателя необходимо учесть тот факт, что поскольку все три базовых параметра имеют количественное выражение, но при этом различные единицы измерения, то для правильной оценки их необходимо выполнить нормирование.

В качестве коэффициентов нормирования выступают значения $t_S, c_S \, u \, v_S$, которые обозначают общее время выполнения работ, общее их количество и общий их объём соответственно за всё время работы системы. С помощью этих значений находится значение рейтингового показателя:

$$b = (k_t \frac{t}{t_S} + k_c \frac{c}{c_S} + k_v \frac{v}{v_S}) \times 100. \qquad (6)$$

Для того чтобы применение указанного подхода имело положительный эффект, должны соблюдаться условия, описанные ниже.

1. Чтобы коэффициенты нормирования начали отражать адекватные соотношения, на момент первого анализа в системе должно быть завершено не менее определённого количества работ (по умолчанию 5).

2. Также на этот момент работы должны быть выполнены не менее чем двумя разными исполнителями. В противном случае глобальное соотношение будет совпадать с соотношением личных данных одного исполнителя.

В свете представленного способа определение параметра x_{max} представляется в виде формулы:

$$x_{max} = (k_t \frac{t_l}{t_S} + k_c \frac{c_l}{c_S} + k_v \frac{v_l}{v_S}) \times 100, \quad (7)$$

где k_t, k_c и k_v – принятая для расчёта сумм баллов исполнителей система значимостей, а коэффициенты c_l, v_l и t_l в отличие от формулы (6) не выражают данные работы одного исполнителя, а определяются в качестве пороговых таким образом: «Как много работ, в каком объёме и за какое время (соответственно) должен выполнить удалённый сотрудник, чтобы считаться опытным». Такой подход позволяет не только задавать степень опытности в понятных и логически обоснованных категориях (и, как следствие, уйти от абстрагированного представления в виде рейтингового показателя), но и добиться максимальной информативности от получаемых в процессе классификации численных показателей опыта исполнителей.

Необходимо отметить, что поскольку коэффициенты нормирования меняются после каждой выполненной в системе работы, то на каждом этапе анализа опытности исполнителей все релевантные данные должны обновляться, что позволит сохранять и «масштабировать» актуальность полученных оценок.

Имеющиеся данные представляют собой набор, достаточный для использования классификации.

Порядок выполнения нечёткой классификации определяется видом функций принадлежности, а также степенью их пересечения. Поскольку в силу специфики предметной области в работе возможно использование простейшего, по сравнению с применяемыми обычно, алгоритма нечёткой классификации, то для него определены два основных этапа:

– с использованием текущих параметров исполнителя рассчитываются значения функций принадлежности для всех нечётких переменных;

– полученные результаты выводятся менеджеру в виде вектора значений принадлежности текущего исполнителя к каждому из классов опытности; элемент с наибольшим показателем принадлежности (если его возможно определить) предлагается в качестве результата классификации.

Менеджер может задать порог чувствительности. При этом классы, вероятность вхождения в которые по результатам счёта окажется ниже порогового значения, выводиться в результирующем векторе не будут, что позволит повысить удобство работы с системой для менеджера.

Также в перспективе, с целью повышения степени адекватности результатов классификации, предлагается поиск альтернативных функций принадлежности. Теоретически этот процесс может привести к появлению более сложных структур пересечения между классами, что, хотя и не нивелирует возможности использования описанного выше способа, но, вполне возможно, сделает его использование слабо эффективным. В таком случае предлагается использовать для классификации способ оценки лингвистической переменной, основанный на компонентах базовых алгоритмов нечёткого вывода. Из структуры этапов нечёткого вывода для проведения классификации предлагается использовать следующие.

1. Активизация. Предлагается использовать min-активизацию по значению функции принадлежности для параметров текущего исполнителя.

2. Аккумуляция. За счёт выполнения данного этапа будет получена функция принадлежности всей лингвистической переменной «Опытность_исполнителя» для данного исполнителя, т.е. при классификации в максимальной степени будут «учтены интересы» всех возможных классов опытности.

3. Дефаззификация. В данном случае может быть использован любой из известных методов. По умолчанию предлагается использование метода центра тяжести.

4. Этап получения названия терма лингвистической переменной в качестве результата классификации. Необходимость в выполнении этого этапа возникает, поскольку в данном случае в качестве результата классификации менеджер фактически интересует название некоторой нечёткой переменной, а не числовые значения.

Описанный способ может быть использован и в случае трапециевидных функций принадлежности.

Поскольку рассмотренный способ нечёткой классификации опытности исполнителей реализуется в системе управления в рамках интеллектуального агента, то рассмотренные выше данные в своей структуре образуют его базу знаний.

В состав базы знаний интеллектуального агента входит информация об используемой лингвистической переменной, наполнение и структура которой показаны в табл. 1 и полностью соответствуют аналогичным данным базы знаний интеллектуального агента, показанного в работе [6].

Таблица 1 – Структура данных определения функций принадлежности

Название лингвистической переменной	Размерность универсума		Название нечёткой переменной	Точка А		Точка В		**…**	
	x^{max}	k		**x**	**μ(x)**	**x**	**μ(x)**	**…**	**…**
Опытность_ Исполнителя	22,5	1	Неопытный	-0,1	0	0	1	…	…
			Малоопытный	2,5	0	5	1	…	…
			…	…	…	…	…	…	…

При этом в данном случае также присутствует коэффициент *k*, основным назначением которого является учёт реакции области определения функций принадлежности на динамику изменения глобальных коэффициентов.

Второй блок данных базы составляют глобальные коэффициенты балансировки, которые могут храниться как в виде собственно значений коэффициентов, так и в виде базовых параметров для их расчёта.

Третий блок данных составляет набор профилей оценки опыта исполнителя.

Под профилем оценки опыта исполнителя понимается множество параметров для определения опыта удалённого сотрудника, в которое входит система значимостей, а также набор базовых параметров для определения порогового значения аргумента функций принадлежности.

$$\mathrm{Pr} = \{c_l, v_l, t_l, k_t, k_c, k_v\}. \qquad (8)$$

Поскольку обе эти категории информации не задаются глобально, а могут иметь различные значения для различных исполнителей, условий и т.д., необходимо определить множество:

$$\mathrm{Pr}_i = \{c_{li}, v_{li}, t_{li}, k_{ti}, k_{ci}, k_{vi}\},\ \mathrm{Pr} \in PR, \qquad (9)$$

где *PR* – множество профилей системы.

Говоря о способах персонализации базы знаний, необходимо отметить, что поскольку проектируемая система ориентирована на менеджера, то все предлагаемые способы могут быть ориентированы только на диалог с пользователем (менеджером).

По первому блоку информации (определение функций принадлежности) способы персонализации и её возможные эффекты совпадают с аналогичными способами для базы знаний интеллектуального агента в работе [6]. Информация второго блока является строго определённой и воздействию со стороны менеджера не подвергается.

Говоря о коэффициентах значимости базовых показателей опытности исполнителя, следует отметить, что с учётом условия (5) задача определения их значений преобразуется в задачу определения соотношения между ними.

Выводы

Для задачи реализации интеллектуальной многоагентной системы управления персоналом в условиях удалённого сотрудничества в статье предложена модель интеллектуального агента для анализа опыта исполнителей в условиях удалённого сотрудничества. В рамках модели на основе исходных данных формализованы нечёткие переменные, предложены алгоритм нечёткой классификации, а также структура и состав базы знаний соответствующего агента.

Основным элементом классификации является определение рейтингового показателя опытности исполнителя на основе формальных данных рабочего взаимодействия, а также специальных коэффициентов значимости и нормирования. Вариативный набор исходных данных определения рейтингового показателя образует профиль оценки опытности. Набор таких профилей образует основу базы знаний интеллектуального агента.

Список литературы

1. Темник К.В. Интеллектуальная многоагентная система управления персоналом в условиях удалённого сотрудничества / К.В. Темник // Искусственный интеллект. – 2013. – № 1(59). – С. 14-21.
2. Леоненков А.В. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А.В. Леоненков. – СПб. : БВХ-Петербург, 2005. – 736 с.
3. Рутковская Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский : пер. с польск. И. Д. Рудинского. – М. : Горячая линия – Телеком, 2006. – 452 с.
4. Макиенко К.А. Методы нечеткой логики в тестировании web-приложений / К.А. Макиенко, О.И. Синельникова // Восточно-Европейский журнал передовых технологий. – 2012. – № 3/2(57). – С. 28-30.
5. Темник К.В. Нечёткая модель прогнозирования отношения удалённых исполнителей к параметрам выполнения работ / К. В. Темник // Наукові записки Українського науково-дослідного інституту зв'язку. – 2012. – № 4(24). – С. 52-57.
6. Темник К.В. База знаний интеллектуального агента для системы управления персоналом в условиях отдалённого сотрудничества / К.В. Темник // Вестник Кременчугского национального университета им. Михаила Остроградского. – 2012. – № 6(77). – С. 34-38.

References

1. Temnyk K. V. Intellectual multiagent personnel control system in the remote employment conditions / K. V. Temnyk // Artificial intelligence. – 2013. – № 1(59). – P. 14-21.
2. Leonenkov A. V. Fuzzy modeling in the MATLAB and fuzzyTECH environment / A.V. Leonenkov. – SPb. : BVH-Peterburg, 2005. – 736 p.
3. Rutkovskaya D. Neural nets, genetic algorithms and fuzzy systems / D. Rutkovskaya, M. Pylynsky, L. Rutkovsky : translated from polish by I. D. Rudynsky. – M. : Goryachaya liniya – Telekom, 2006. – 452 p.

4. Makyenko K.A. Fuzzy logic methods in web applications testing / K.A. Makyenko, O.I. Synelnykova // Eastern-Europe journal of enterprise technologies. – 2012. – № 3/2(57). – P. 28-30.
5. Temnyk K.V. Fuzzy prediction model of the relation of remote performers to work parameters / K.V. Temnyk // Science notes of the Ukrainian scientific research connection institute. – 2012. – № 4(24). – P. 52-57.
6. Temnyk K.V. Intellectual agent knowledge base for personnel control system in the remote employment conditions / K.V. Temnyk // Transactions of Kremenchuk Mykhailo Ostrohradskyi National University. – 2012. – № 6(77). – P. 34-38.

RESUME

K.V. Temnyk

Intellectual Agent Model for The Remote Employees Experience Analysis

Background: Within actual task of increasing of the personnel management control efficiency in the remote employment conditions by means of intellectual multiagent control system development [1] the task of remote performers experience analysis implementation means arises. This work is devoted to the solution of the specified task with usage of artificial intelligence means.

Materials and methods: On the basis of basic data specifics and expert estimates also the fuzzy classification is selected for the analysis procedure implementation. As implementation basis appears intellectual agent model what allows to effectively implement analysis data in the form of the knowledge base.

Results: Within agent model fuzzy variables are formalized and the classification algorithm and the structure and composition of the corresponding intellectual agent knowledge base also are developed. Basis of classification is determination of the performer experience rating index on the basis of the formal data of work interaction and special coefficients of the significance and normalization also. The set of the basic data for the rating index determination forms the experience valuation profile. The set of such profiles forms the basis of the intellectual agent knowledge base.

Conclusion: In work the intellectual agent model for the performers experience analysis in the remote employment conditions with usage of fuzzy classification is proposed.

Статья поступила в редакцию 25.12.2013.